**混合自主環境(Mixed Autonomy Environment)**

“混合自主環境”是泛指一種動態場景，在此場景下，自主移動系統如自駕車(Autonomous Vehicles, AV)或自主移動式機器人(Autonomous Mobile Robots, AMR)需在周遭存在無法預測意圖的移動物體之情況下，實現安全且有效率的運動規劃與行為決策。例如，自駕車需在周遭充斥未知車輛的道路上保持安全行駛。顯而易見的，在此種環境裡進行動態避障對任何自主移動系統都會是一大挑戰。我們可以將這種未知對方意圖下的動態避障分為兩個類別: 同質互動、異質互動。

同質互動的情況下，環境中僅存在相似之自主移動系統，例如全部都是自駕車的場景或是超多機器人的大型協作。在此種情況下，並沒有塔台或是中控系統發號施令給所有機器人，所以無法得知對方物體的精確意圖。但是這些自主移動系統可以透過採用相同準則的運動規劃，來達到互相避讓、避免碰撞。換句話說，機器人間的動態避障仍然可以透過彼此協作來達成。學術上有許多文獻探討這個”相同準則的運動規劃”，主要的策略有SFM、RVO等。

異質互動指的則是環境中移動的物體間彼此存在巨大著差異，例如人機混流或是人車混流的情況。對機器人來說，人類是無法採用相同準則的，因此在此種情況下，周遭移動物體的意圖完全是未知數。若要處理異質互動，自主移動系統首先預測對方行為，並透過預測結果採取相應行動閃避移動的障礙物。綜上所述，面對未知意圖的混流環境，避障演算法應該具備兩項核心能力: 預測物體的方法與閃避移動障礙物的行動策略。以下將概略這兩項技術的發展。

在交通與機器人應用的快速發展下，「混合自主環境」（Mixed Autonomy Environment）成為一個重要的研究領域。這種環境泛指自主移動系統（如自駕車 Autonomous Vehicles, AV 或自主移動式機器人 Autonomous Mobile Robots, AMR）與其他移動物體（如行人或人類駕駛的車輛）共存的動態場景。在此類場景中，自主系統需要應對高度不可預測的意圖並在不斷變化的環境中，實現安全且高效的運動規劃與行為決策。例如，自駕車需在行人突然橫穿或其他車輛插入的情況下迅速調整行為，而機器人則需在擁擠的人群中穿梭而不造成干擾。這些挑戰使得混流環境成為當前學術界與產業界的研究熱點。

混流環境中的互動可以分為「同質互動」與「異質互動」兩大類型。在同質互動中，場景中所有移動物體的行為規則相似，例如全自駕車的交通系統或多機器人協作場景。儘管這些系統中沒有中央指揮來同步所有運動，但自主系統可以通過共享的規劃準則實現協作與動態避障。例如，社會力模型（Social Force Model, SFM）通過模擬群體中吸引力與排斥力的交互來確保整體行為一致性，而相對速度障礙模型（Reciprocal Velocity Obstacle, RVO）則透過計算相對速度與位置來規避碰撞。

異質互動則是更為複雜的情境，因為場景中的移動物體具有明顯的行為差異，例如人機混流或人車混流。由於人類行為無法完全被量化或以規則描述，自主系統需具備預測行為與適應性規劃的能力。這類挑戰的核心在於處理「意圖不確定性」，並設計能同時適應靜態與動態障礙物的運動規劃演算法。

**預測動態障礙物體之方法:**

準確預測動態車輛或行人的軌跡，將顯著提升AV和AMR在混流環境下的安全性，因此一直是相關領域的發展重點。學者們提出了多種技術與模型，這些方法大致可分為基於物理模型的預測方法與基於機器學習的預測方法。

基於物理模型的預測方法假設移動物體遵循某種物理規律，根據其當前的運動狀態來推算未來的軌跡。屬於此類的方法有採用常加速度模型的卡爾曼濾波器、透過計算分布概率處理不確定性的蒙地卡羅法，以及善於模擬行人間交互作用的社會力模型。相較於物理模型，機器學習方法則利用數據驅動的方式，提供更高的預測精度與適應性。例如，高斯過程能夠通過有限數據建立回歸模型，支持向量機則善於行人或車輛行為的分類與軌跡回歸。隱馬爾可夫模型 (Hidden Markov Model, HMM) 和動態貝葉斯網路 (Dynamic Bayesian Network, DBN) 則是兩種常見的時間序列建模方法，適合捕捉駕駛和行人意圖的轉換。此外，還有模型更加龐大的深度學習法如長短期記憶網路 (Long Short-Term Memory, LSTM) 能有效捕捉時序數據中的行為特徵，適合長期軌跡預測。

總體來說，物理模型的方法雖然預測步長較短，但是其高效性適合實時性要求高的場景；而機器學習法的預測模型則是需經過大量的數據訓練，方能處理更複雜的交互行為與長期預測需求。每種方法都各有利弊，實際應用上還是需要根據需求，評估最適合的預測策略。

在混流環境中，準確預測周遭移動物體的行為是解決安全與效率問題的關鍵。現有的技術可以分為基於物理模型的方法與基於機器學習的方法。

基於物理模型的技術假設移動物體遵循某種物理規律。例如，卡爾曼濾波器（Kalman Filter）採用常加速度模型進行短期軌跡預測，具有計算效率高的優點。蒙地卡羅模擬（Monte Carlo Methods）則透過隨機樣本模擬不確定性，適合處理非線性與概率分布的場景。社會力模型因其模擬行人間交互的特性，成為人機混流場景中的重要工具。然而，物理模型方法通常僅能實現短期預測，難以應對更複雜的行為模式。

相比之下，機器學習方法則依賴數據驅動的方式，能處理更高維度與非線性的行為模式。例如，高斯過程（Gaussian Process, GP）提供不確定性量化與精確回歸，支持向量機（Support Vector Machine, SVM）適合行為分類與軌跡回歸，隱馬爾可夫模型（Hidden Markov Model, HMM）和動態貝葉斯網路（Dynamic Bayesian Network, DBN）則能有效捕捉時序依賴性。深度學習技術如長短期記憶網路（Long Short-Term Memory, LSTM）能夠捕捉更長期且複雜的行為特徵，在長期軌跡預測中表現優異。

**閃避移動障礙物的行動策略:**

相較於全局的路徑規劃法對靜態的環境給出一條完整的軌跡，動態避障的演算法因為需要應不斷改變的環境，所以需要不斷更新行動命令給機器人，因此常被納入運動規劃(motion planning)討論。最早被提出的運動規劃之一--人工勢場法(Artificial Potential Fields, APF)的作法是將機器人視為帶有質量的節點，目標方向有吸引力，而所有的障礙物周圍則有排斥場，預期機器人會在不碰觸障礙物的前提下到達終點。而經典的動態視窗法(Dynamic Window Approach, DWA)則是透過在搜索空間中不斷評估當下的速度組合，選出最佳的執行命令，來生成有效且安全的運動規劃。實驗室也有先前的研究使用DWA結合二維光達追蹤動態物體，成功提高機器人閃避行人的效率。另一種被廣泛討論的碰撞迴避方法是速度障礙法(Velocity Obstacle, VO)，該方法會參考障礙物與自身的相對位置與相對速度，在速度空間中建立一個不得踏入的錐形限制區域。透過選擇在錐形區域外的最佳速度，就能夠在不碰撞障礙物的前提下朝目標前進。除此之外，實驗室也有研究以風險為評估機制的避障策略，像是 柯 為但道路上的車輛建置了蛋型的風險場，並透過最佳化方法讓行駛的車輛間保有安全距離而不會碰撞。綜觀來說，APF雖然能夠確保物體不相撞，但是需要面對龐大的計算壓力以及可能陷入local minima的問題，而DWA和VO則具有較高的實時性，卻也各有利弊，前者由於沒有考慮進物體的移動速度，所以面對高速變化的動態環境可能會產生問題；後者則需要障礙物的速度與位置作為避障的重要參數，若是速度無法預測或是感測器失真，將會導致避障失效。此外，採用風險場的方法也不足以完全避開車禍。未來研究可能需要將此方法套用model predictive control, MPC，透過預測未來的方式，提前作碰撞回避的行動。

除了預測行為，自主系統需具備高效的避障策略，以應對混流環境中不斷變化的動態場景。經典的人工勢場法（Artificial Potential Fields, APF）透過吸引力與排斥力生成運動軌跡，但容易陷入局部極小值問題。動態視窗法（Dynamic Window Approach, DWA）則通過搜索速度空間，動態生成即時避障命令，適合低速變化場景。速度障礙法（Velocity Obstacle, VO）則建立速度空間中的限制區域以避免碰撞。

此外，近期研究強調基於風險場的避障策略，例如為移動物體建立動態風險場模型，並通過模型預測控制（Model Predictive Control, MPC）提前進行碰撞迴避的規劃。這些方法在混流環境中的應用展示了良好的適應性，但仍需解決高計算成本與感測器不準確可能導致的失效問題。

**結論與展望**

混流環境中的自主系統必須結合行為預測與動態避障策略以應對高度動態與不確定性的場景挑戰。物理模型方法因其高效性適合實時應用，而機器學習方法則能處理更高維度與非線性需求。未來的研究應聚焦於多方法融合，例如結合多源數據與深度學習技術，進一步提升系統的安全性與智能化水平。